奶牛运动行为智能监测研究进展与技术趋势

王 政[1,2,3]，宋怀波[1,2,3*] 王云飞[1,2,3]，华志新[1,2,3]，
李 嵘[1,2,3]，许兴时[1,2,3]，

（1. 西北农林科技大学 机械与电子工程学院，陕西杨凌 712100；2. 农业农村部农业物联网重点实验室，陕西杨凌 712100；3. 陕西省农业信息感知与智能服务重点实验室，陕西杨凌 712100）

摘 要：奶牛运动行为蕴含着诸多健康信息。信息化、智能化技术的应用有助于养殖场及时掌握奶牛健康状况，提高养殖效率。本文主要针对奶牛运动行为智能监测技术的研究进展予以分析，首先对奶牛基本运动（躺卧、行走、站立）、发情、呼吸、反刍及跛行等行为的监测意义进行阐述，明确了奶牛行为监测的必要性；其次按照时间顺序分别从接触式监测方法和非接触式监测方法两方面综述了国内外相关研究现状，对相关研究的原理及成果进行详细介绍，并进行了分类总结；对奶牛行为监测产业发展现状进行了分析，介绍了国外主流牧场自动化设备供应商主营业务及代表产品；之后分别提出了当前接触式和非接触式奶牛运动行为监测方法的问题与挑战。最后，针对相关关键技术的发展趋势进行了展望。

关键词：奶牛；运动行为；健康状况；智能化监测；智慧畜牧

中图分类号：S-1；TP18；S823　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**SA202203011

引用格式：王政，宋怀波，王云飞，华志新，李嵘，许兴时．奶牛运动行为智能监测研究进展与技术趋势[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(2): 36-52.

WANG Zheng, SONG Huaibo, WANG Yunfei, HUA Zhixin, LI Rong, XU Xingshi. Research progress and technology trend of intelligent morning of dairy cow motion behavior[J]. Smart Agriculture, 2022, 4(2): 36-52. (in Chinese with English abstract)

1 引 言

奶牛养殖业是畜牧业的重要组成部分。1978年，中国奶牛存栏仅48万头，截至2020年底，全国奶牛存栏量已达到520万头，百头以上规模养殖场比例为67.2%[1-3]。奶牛的行为是对其内部生理变化或外部环境刺激而做出的反应，直接或间接地反映了奶牛的健康及生理状况[4]。例如，奶牛的躺卧行为是奶牛每日所需时间最长、最优先的行为，其躺卧时间与产奶量成正比[5]；奶牛在发情期间会进行排卵，及时进行配种是奶牛受孕、繁殖的必要条件[6]；此外，正常奶牛呼吸和反刍频率基本固定，当出现波动时可能与热应激或疾病等异常状况有关[7,8]；当奶牛发生蹄肢病时，往往会出现跛行，从而导致奶牛产奶量与繁殖力降低[9]。随着奶牛养殖规模的逐渐扩大，传统的人工监测方法因效率低下、准确率难以保证等原因已无法满足养殖要求，奶牛运动行为的智能监测已成为相关研究的必然选择[10]。

精准养殖成为奶牛养殖业发展的新方向，也

收稿日期：2022-03-21

基金项目：国家重点研发计划项目（2017YFD0701603）；陕西省技术创新引导计划（2022QFY11-02）

作者简介：王 政（1998—），男，硕士研究生，研究方向为智能化检测与技术。E-mail：wang_zheng@nwafu.edu.cn

*通信作者：宋怀波（1980—），男，博士，教授，研究方向为智能化检测与技术。E-mail：songhuaibo@nwafu.edu.cn

是中国奶业现代化的必然要求[11]。为进一步明确当前奶牛运动行为智能监测研究进展和技术瓶颈，本文主要针对奶牛的基本运动（行走、躺卧、站立）、发情、呼吸、反刍及跛行等行为的监测展开讨论，分别从接触式和非接触式两种监测方法对研究进展进行总结，同时对奶牛运动行为监测产业发展现状进行了探讨，并结合研究和产业发展现状，讨论了当前研究中存在的问题并对技术的发展趋势进行了展望。

2 奶牛运动行为智能监测研究进展

目前，对奶牛运动行为的监测方法主要分为接触式和非接触式两种。接触式监测方法主要依靠在奶牛的不同部位固定传感器以实现不同行为的监测，如表1所示。

表1 接触式奶牛行为监测相关研究

Table 1 Researches on contact behavior monitoring of dairy cows

传感器类型	特征类型	分类算法	监测行为类型	准确率	来源	年份
加速度	颈部运动数据	K-Means	静止、慢走、快跑、爬跨	——	尹令等[12]	2010
加速度,位置	蹄部运动数据,位置坐标	多分类BP-AdaBoost	采食、躺卧、静止站立、躺下、起身、正常行走、主动行走	多数80%以上	Wang等[13]	2018
加速度	颈部运动数据	SVM①	站立、躺卧、采食、行走	90.24%	Hoang等[14]	2018
加速度	侧腹运动数据	随机森林	采食、移动(行走或轻微移动)、反刍、休息	75.90%	Balasso等[15]	2021
加速度,位置	颈部运动数据,位置坐标	BP神经网络	发情	95.46%	Wang等[16]	2022
加速度	下颌运动数据	KNN②	采食和反刍	采食:92.80% 反刍:93.70%	Shen等[17]	2019
加速度	颈部运动数据	——	放牧和反刍	——	Iqbal等[18]	2021
惯性测量单元	蹄部运动数据	SVM	跛行	91.10%	Haladjian等[19]	2017
计步器	活动量	——	妊娠后期活动量	——	蒋晓新等[20]	2014
计步器	活动量	——	蹄病	——	蒋晓新等[21]	2014
计步器	活动量	SVM	发情	98.90%	谭益等[22]	2018
计步器	活动量	KNN	跛行	87.00%	Taneja等[23]	2020
压力	呼吸时腹部规律性起伏	——	呼吸	——	Eigenberg等[24]	2000
压力	呼吸时鼻腔与周围环境的压力差	——	呼吸	与人工计数具有较高相关性	Strutzke等[25]	2018
压力	咀嚼时产生规律的压力变化	——	反刍	与人工计数具有较高相关性	Braun等[26]	2013
压力	咀嚼时产生规律的压力变化	——	采食和反刍	与称重槽测定结果具有较高相关性	Pahl等[27]	2016
压力	足底压力分布情况	——	跛行	——	杨丽娟等[28]	2016
电阻	阴道电阻值	——	发情	精度为± 2.00%	刘忠超和何东健[29]	2019
振动,姿态,温度	活动量,静卧时间,体温	学习矢量量化神经网络	发情	预测准确率70.00%以上	田富洋等[30]	2013
声音	声音识别出下颌运动	基于多层感知机的自下而上觅食活动识别器算法	采食和反刍	F_1分值均高于0.75	Chelotti等[31]	2020
温度	奶牛鼻孔附近环境温度	——	呼吸	与人工计数无统计学差异	Milan等[32]	2016

注：①SVM（Support Vector Machine，支持向量机）；②KNN（K-Nearest Neighbor，K最邻近）

大多数接触式监测方法基于加速度传感器、压力传感器和计步器等，主要通过加速度传感器和计步器获取头颈部和蹄部的运动数据，利用分类算法对奶牛行为进行监测；对于呼吸行为，由于其特征单一且不明显，大多只能通过传感器对腹部起伏或鼻腔气流的规律性变化进行直观记录。虽然也有学者研究基于温度和声音的奶牛行为识别，但由于这些特征干扰因素较多，因此在实际应用中难以实现。

非接触式监测方法包括传统和基于深度学习的视频分析、基于声音信号、基于激光测距和热成像等方法，如表 2 所示，以视频分析技术为主。

表 2　非接触式奶牛行为监测相关研究

Table 2 Researches on non-contact behavior monitoring of dairy cows

方法	特征类型	分类算法	行为类型	准确率	文 献	年份
传统视频图像分析	呼吸时腹部规律起伏	光流法	呼吸	95.68%	赵凯旋等[33]	2014
	爬跨过程包围两头牛的边界框长度	——	爬跨	0.33%(假阳性率)	Tsai 和 Huang[34]	2014
	蹄肢运动曲线	K-Means	跛行	91.15%	Zhao 和 He[35]	2014
	牛的质心和轮廓	基于结构相似度的聚类算法	躺卧、站立、行走、奔跑	97. 32%	何东健等[36]	2016
	爬跨时两头奶牛最小包围盒之间的相交面积	——	爬跨	80.00%	顾静秋等[37]	2017
	反刍时嘴部区域质心轨迹	均值漂移	反刍	92.03%	Chen 等[38]	2017
	步态特征	基于共轭梯度追踪算法的稀疏超完备词典学习方法	跛行	92.70%	温长吉等[39]	2018
	反刍时嘴部区域质心轨迹	核相关滤波	反刍	误检率 7.72%(双目标)	宋怀波等[40]	2018
	头颈部轮廓拟合直线斜率	KNN	跛行	93.89%	宋怀波等[41]	2018
	爬跨时几何和光流特征	SVM	爬跨	90.90%	Guo 等[42]	2019
	呼吸时腹部规律起伏	Lucas-Kanade 稀疏光流法	呼吸	98.58%	宋怀波等[43]	2019
	牛蹄跟随性	阈值判别	跛行	93.30%	康熙等[44]	2019
	爬跨过程包围两头牛的最小外接矩形	KNN	爬跨	99.21%	谢忠红等[45]	2021
基于深度学习的视频图像分析	——	CNN①	爬跨	98.25%	刘忠超和何东健[46]	2019
	呼吸时腹部规律起伏	融合 Deeplab V3+和 Lucas-Kanade 稀疏光流法	呼吸	93.04%	Wu 等[47]	2020
	——	融合卷积神经网络和长短期记忆网络	躺卧、站立、行走、饮水、反刍	97.60%	Wu 等[48]	2021
	——	改进 YOLOv3	爬跨	99.15%	王少华和何东健[49]	2021
	——	Rexnet 3D	躺卧、站立、行走	95.00%	Ma 等[50]	2022
	——	3D 卷积网络和卷积长短期记忆网络	采食、寻觅、舔舐、行走、站立	90.32%(牛犊)86.67%(成年奶牛)	Qiao 等[51]	2022
	背部曲率	噪声+双向长短期记忆网络	跛行	96.61%	Jiang 等[52]	2022
激光	呼吸时腹部规律起伏	——	呼吸	——	Pastell 等[53]	2007
声学	哞叫声	支持向量数据描述	发情	94.00%	Chung 等[54]	2013
热成像	呼吸时由呼吸气流引起的鼻部区域像素强度值变化	——	呼吸	较人工计数结果相关系数为 0.87	Jorquera-Chavez 等[55]	2019

注：①CNN（Convolutional Neural Networks，卷积神经网络）

基于传统视频图像分析的方法均需人工设计特征，通过人工设定或算法学习得到阈值，根据特征数值对奶牛行为进行分类，在分析时不需要大量图片，人工分析起主导作用。基于深度学习

的视频图像分析方法则通过采集大量图片数据，对相关行为进行标注，利用数据驱动网络学习相关特征，无需人工提取特征，可充分利用数据本身信息实现端到端（end-to-end）学习，但对于网络设计要求较高，同时数据集要求足够大。

2.1 奶牛基本运动行为检测

2.1.1 奶牛基本运动行为监测意义

奶牛基本运动行为主要有躺卧、行走和站立等。研究表明，躺卧是奶牛每天最优先的行为，正常奶牛每天的躺卧时间应达10～14 h，每增加1 h的躺卧时间，奶牛的产奶量将会增加约1.7 kg[5]；若奶牛躺卧时间减少，则可能是由于卧床不舒适，牛只发情等原因[56]。同样，奶牛站立和行走行为的异常也可反应出诸多健康信息。奶牛基本运动行为的智能监测是奶牛健康状况预测的重要内容，同时也是奶牛爬跨、反刍等高级行为监测识别的基础[57]。

2.1.2 接触式基本运动行为监测方法

奶牛基本运动行为可通过奶牛活动量和姿势等特征进行判别，加速度传感器和计步器是最为常见的接触式监测方法。尹令等[12]在奶牛颈部安装三维加速度传感器，记录奶牛在各方向轴的运动加速度输出值，通过K-Means聚类算法进行分类识别，将奶牛的行为分为静止、慢走、快跑和爬跨4类，以此来监测奶牛健康状况。结果表明，该算法可较好地区分奶牛动态与静态行为，但是对动态行为的细分效果不明显。蒋晓新等[20]利用计步器对不同季节、不同妊娠阶段的奶牛进行活动量监测，发现随着妊娠月份的增长，奶牛活动量出现递减的趋势，可根据活动量对奶牛的饲料供给进行动态调整以提高奶牛场效益。Wang等[13]在奶牛的腿部固定加速度传感器和射频收发器，分别获取奶牛的加速度数据和位置数据，利用D-S证据理论将两种数据结合，对奶牛的七种行为（采食、躺卧、静止站立、躺下、起身、正常行走和主动行走）进行分类，每种行为的识别准确率均达80%以上，对于躺下、行走和站立等行为的识别准确率接近100%。Hoang等[14]将多维加速度传感器固定在奶牛的颈部项圈上，获得X、Y、Z轴上的运动数据，通过支持向量机（Support Vector Machine，SVM）对奶牛站立、躺卧、采食和行走四种行为进行分类，该方法的平均灵敏度为87.51%，平均精度为90.24%。Balasso等[15]将三轴加速度计固定于奶牛侧腹收集奶牛运动数据，提取不同特征，利用机器学习算法对奶牛姿态和行为进行分类，试验结果表明，奶牛姿态预测准确率最高为99.2%，行为预测准确率最高为75.9%。

在实际应用过程中，利用接触式传感器对奶牛基本运动行为监测精度较高，但对站立静止与躺卧行为的细粒度区分能力偏弱，因此需要从算法层面予以改进，以达到更高的区分度。

2.1.3 非接触式基本运动行为监测方法

奶牛基本运动行为的非接触式监测主要依靠视频图像分析，包括光流法、特征分类等方法，随着大数据及硬件设备的发展，基于深度学习的奶牛行为视频监测方法也被提出。

何东健等[36]提出了基于最大连通区域的边界循环搜索法对犊牛目标进行检测与提取，并根据结构相似度对犊牛基本运动行为（躺卧、站立、行走和奔跑）进行聚类识别，四种行为识别准确率分别为100%、96.17%、95.85%和97.26%。Wu等[48]通过远程监控平台采集奶牛活动信息，利用VGG16框架作为网络骨架，提取每个视频对应的特征向量序列，再将这些特征输入双向长短期记忆分类模型，实现了奶牛躺卧、站立、行走、饮水和反刍五种行为的识别，平均识别准确率为97.6%，特征提取和行为识别的平均时间分别为2.958 s和0.712 s，技术路线如图1所示。Ma等[50]将预处理后的奶牛视频帧送入Rexnet 3D网络，获取特征向量空间，利用Softmax网络对奶牛躺卧、站立和行走三种行为进行分类。该方法对自然场景中奶牛行为识别准确率为95.00%，识别速度76.52 f/s；同时利用滑动窗口机制对未剪辑的视频进行验证，识别准确率为91.02%，检测速度为101.02 f/s。Qiao等[51]采集牛犊和成年奶牛的侧面视频，从视频帧中提取3D卷积特征后，利用卷积长短时记忆网络提取时空特征，并将获得的特征送入到Softmax层对五种奶牛行为进行分类，对牛犊和成年奶牛的行为分类准确率分别为90.32%和86.67%。

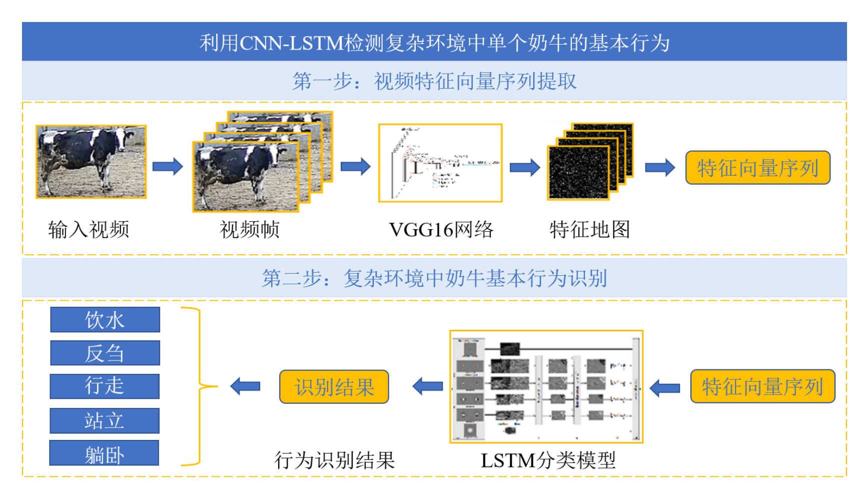


图 1 基于CNN-LSTM 网络的奶牛基本行为识别技术路线[48]

Fig. 1 Technical route of basic behaviors recognition of dairy cow based on CNN-LSTM network[48]

由于奶牛活动需要跨越多个场景，单一摄像头存在监控场景固定的缺陷，不能进行全场景下奶牛基本运动行为的高效识别，存在一定的时空间断性。同时，由于奶牛目标往往出现重叠遮挡，因此对目标的全程跟踪与识别是研究人员面临的新挑战。

2.2 奶牛发情行为监测

2.2.1 奶牛发情行为监测意义

在现代化奶牛养殖过程中，奶牛发情行为监测至关重要，及时地监测出奶牛发情信息，有利于在合适的时间对奶牛进行配种，降低产犊间隔，提高牛场效益[58]。奶牛发情时最主要的特征是追逐、爬跨、鸣叫等[59]。传统养殖过程中，主要依靠人工进行监测，包括阴道检查法和尾部涂蜡法等方法，但人工监测费时费力且易漏检。因此，研究者提出了基于多类别传感器及大数据挖掘技术的奶牛发情行为监测方法[60,61]。

2.2.2 接触式发情行为监测方法

奶牛发情期间，外在行为与内在生理特征均发生明显变化，外在变化主要体现在活动量增加、躺卧时间减少等，内在变化表现为体温升高、阴道粘液分泌增多等[62]，接触式传感器主要依据上述特征对奶牛生理变化进行记录分析，以实现奶牛发情行为的监测。

田富洋等[30]根据奶牛发情期间活动量增加，体温升高和躺卧时间变短等生理特征变化情况，建立了学习矢量量化神经网络预测模型，实现了奶牛发情行为的预测，准确率在70%以上。谭益等[22]利用阿菲金二代计步器对奶牛包括运动步数在内的多项活动量数据进行采集，利用SVM模型进行训练，并将训练好的模型嵌入到Storm平台，对奶牛发情检测的平均准确率达98.9%以上，预测准确率为85.71%，预测周期为6 h；但该方法仅考虑奶牛活动数据，对体温等其他变化特征并未考虑。刘忠超和何东健[29]根据奶牛发情期间阴道粘液会发生生理性变化等特征，设计了一款电阻式传感器，将其植入奶牛阴道内，可对阴道内电阻变化进行实时监测，传感器测量精度为±2%，数据发送成功率达98.5%以上，可连续工作38 d。Wang等[16]在奶牛颈部安装电子标签，获取奶牛的加速度和位置数据，对包括发情行为在内的奶牛7个行为指标进行监测，设计了基于最佳参数的BP神经网络，当隐藏层神经元数目为14，学习率为0.1时算法效果最好，奶牛发情行为监测的准确度、精确度、敏感度、特异性和F_1评分分别为95.46%、72.80%、98.29%、95.08%和83.65%。

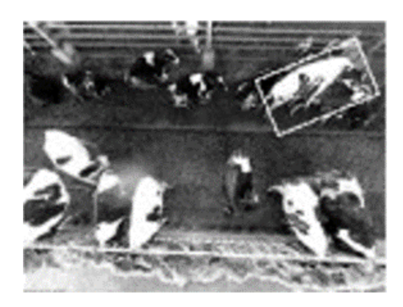
接触式发情行为监测方法可利用传感器24 h不间断对奶牛多项生理指标进行监测，并对数据进行融合分析以达到较高的监测准确率，但当奶牛饲养密度过大或发生跛行时，其活动量会受到

影响，且奶牛的体温受环境温度影响较大，这些因素往往会降低该方法的准确性。

2.2.3　非接触式发情行为监测方法

奶牛发情期间，除活动量、体温等特征发生显著变化外，其爬跨行为是最明显特征。此外，奶牛发情时其叫声强度与持续时间也会发生相应变化[63]，研究人员基于声音、图像的方法对奶牛发情行为的监测开展了相关研究。

Chung 等[54]对韩国本地奶牛的叫声进行分析，提取声音数据中的梅尔频率倒谱系数，利用支持向量数据描述算法自动监测奶牛发情，准确率达 94% 以上。Tsai 和 Huang[34]在奶牛牛棚屋顶从顶部视角观察奶牛爬跨行为，发现包围两头牛的边界框长度会发生规律性的变化，基于该特征，提出了一种视频监测奶牛爬跨行为的方法，当阈值设置为 0.7 时，爬跨行为假阳性率为 0.33%。但该方法由于记录的是俯视图，只适用于室内。顾静秋等[37]利用图像熵方法对奶牛目标进行识别，针对奶牛爬跨时两头奶牛最小包围盒之间的相交面积判断是否发情，识别准确率超过 80%，漏检率最低为 3.28%。但该方法未考虑时间相关性，因此识别准确率还有待提高。刘忠超和何东健[46]将爬跨行为视频作为正样本，其余视频作为负样本，在 LeNet-5 网络基础上，构建了新的 CNN 模型进行训练，该模型对奶牛爬跨行为的识别准确率为 98.25%，平均单幅图像识别时间为 0.257 s。Guo 等[42]采用基于颜色和纹理特征的背景减除法检测奶牛区域，提取目标区域几何和光流特征，利用 SVM 来识别奶牛爬跨行为，平均识别准确率和假阳性率分别为 90.9% 和 4.2%。谢忠红等[45]采集奶牛爬跨行为侧面视频，提取最小外接矩形，发现该矩形连通域会随奶牛爬跨过程发生规律性变化，使用 K 最邻近(K-Nearest Neighbor, KNN)算法，融合矩阵宽度 W、高度 H 和纵横比 Z 三种特征的识别准确率最高，为 99.21%。但该模型仅对侧面爬跨视频有效，未考虑正面和背面爬跨视频。王少华和何东健[49]对 YOLOv3 模型进行改进，包括对锚点框尺寸进行优化，在网络中引入 DenseBlock 结构，并提出新的边界框损失函数，利用改进后的 YOLOv3 模型对奶牛爬跨图像进行训练，模型识别准确率为 99.15%，召回率为 97.62%，处理速度为 31 f/s。图 2 为基于几何特征的奶牛爬跨行为识别示例。





(a)基于包围两头牛的边界框长度[34]



(b)基于两头牛最小包围盒之间的相交面积[37]



(c)基于包围两头牛最小外接矩形长宽特征[46]

图 2　基于几何特征的奶牛爬跨行为识别示例

Fig. 2 Examples of cow mounting behavior recognition based on geometric features

相比接触式发情监测方法，基于视频的发情监测方法无需在奶牛身体安装传感器，不影响奶牛正常生活，且成本较低。但根据研究表明，奶牛夜间发情比例高达 62.1%[64]，而夜间视频数据质量较差，因此该方法对于奶牛的夜间发情监测难度较大。

2.3 奶牛呼吸行为监测

2.3.1　奶牛呼吸行为监测意义

奶牛的呼吸行为与健康状况密切相关，健康奶牛呼吸频率约为 12～28 次/min[65]，当呼吸频率出现异常波动时，可能与奶牛疾病、棚舍舒适度、环境温度等密切相关[7,66,67]，及时地发现奶

牛呼吸频率的异常变化，有助于饲养人员第一时间掌握奶牛的健康状况，并对其进行处理。奶牛呼吸行为的传统监测主要依靠人工计数完成，该方法费时费力，准确率低。因此，实现对奶牛呼吸行为的智能监测对现代化大型牧场的精准养殖具有重要意义。

2.3.2　接触式呼吸行为监测方法

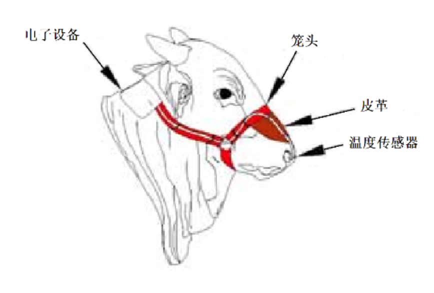
由于奶牛呼吸行为较为微弱，接触式呼吸行为监测方法主要依靠高精度传感器对奶牛腹部及鼻腔呼吸时产生的变化进行监测。

Eigenberg 等[24] 为研究环境温度对奶牛呼吸速率的影响，利用皮带将薄膜式压力传感器固定在奶牛腹部，记录奶牛呼吸时腹部出现的规律性起伏，计算其呼吸速率，在阳光直射环境下，温度每变化 1 ℃，奶牛呼吸变化率为 6.6 次/min。Milan 等[32] 利用缰绳将温度传感器固定在牛的鼻孔附近监测牛鼻孔附近空气的温度变化，根据温度信号的振荡次数计算出呼吸频率。试验结果表明，使用该装置测得的奶牛呼吸率与人工测得的呼吸率没有统计学差异（$P = 0.45$），但在呼出气体温度与环境温度较接近时，呼吸信号可能会减弱。Strutzke 等[25] 设计了一种基于差压传感器的奶牛接触式呼吸监测设备，通过监测奶牛鼻腔呼气压力与环境压力的压力差，利用微控制器进行数据处理，计算出奶牛的呼吸频率，该方法在奶牛睡眠（相关系数 $r = 0.92$），躺卧（$r = 0.98$）和站立（$r = 0.99$）三种不同状态下与人工计数的结果具有高度相关性。

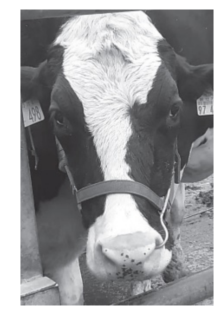
接触式呼吸行为监测方法主要通过传感器监测奶牛呼吸时鼻腔气流和腹部起伏等特征，虽然监测结果较为准确，但不论传感器是胸带式安装，还是利用笼头固定在鼻腔部位，二者安装及维护过程均较为复杂，且对奶牛进食行为及其躺卧舒适度均造成较大影响，实际应用较为困难。图 3 为接触式呼吸行为监测方法示例。



(a)薄膜式压力传感器固定在奶牛腹部[24]



(b)温度传感器固定在牛的鼻孔附近[25]



(c)差压传感器固定在牛的鼻腔附近[32]

图 3　接触式呼吸行为监测方法示例

Fig. 3　Examples of contact respiratory behavior monitoring method

2.3.3　非接触式呼吸行为监测方法

非接触式监测方法不易引起奶牛应激，因此国内外诸多研究者尝试利用微波雷达、热成像、机器视觉等技术对奶牛呼吸行为进行监测。

Pastell 等[53] 在奶牛挤奶过程中，利用激光测距传感器感知牛腹一侧由呼吸产生的微弱运动，并从该数据中提取呼吸频率，以研究奶牛的应激反应，发现奶牛因挤奶间隔时间延长而出现明显焦躁情况，导致呼吸速率显著提高。赵凯旋等[33] 采集奶牛卧栏休息时视频，利用光流法计算视频帧图像各像素点的相对运动速度，利用循环 Otsu 处理筛选出像素点中的呼吸运动点，动态计算速度方向曲线的周期，从而计算出奶牛的呼吸频率，并进一步判断奶牛呼吸是否存在异常，呼吸频率检测准确率为 95.68%，异常检测成功率为 89.06%。宋怀波等[43] 获取单目标奶牛侧卧的视频，将视频帧转换至 HSV 颜色空间，提取奶牛目标和奶牛花斑边界，最后利用 Lucas-Kanade 稀疏光流法检测奶牛的呼吸行为，对奶牛呼吸行为检测的平均准确率为 98.58%，帧处理

时间为0.10～0.13 s。Jorquera-Chavez等[55]通过安装在智能手机上的FLIR ONE红外热像仪采集奶牛面部的非辐射红外视频，根据奶牛呼吸时由呼吸气流引起的鼻部区域像素强度值变化计算其呼吸频率，通过该方法测得的奶牛呼吸频率与人工观测得到的结果成正相关，相关系数r为0.87。Wu等[47]利用Deeplab V3+算法对试验视频序列帧中的奶牛进行目标分割，之后利用基于相位的视频放大算法对奶牛微弱呼吸行为进行放大，最后利用Lucas-Kanade稀疏光流法对站立奶牛呼吸行为进行检测，检测平均准确率达93.04%，平均误差为2.4次/min。吴頔华[68]在对单目标奶牛呼吸行为监测的基础上，利用YOLACT（You Only Look At CoefficienTs）算法对多目标奶牛进行目标分割，并融合CNN和双向长短期记忆神经网络对奶牛躺卧静息和站立静息两种状态进行识别，对侧卧、站立、侧卧与站立三种不同状态下多目标奶牛的呼吸行为检测准确率分别为95.42%、91.33%和93.25%。

在非接触式呼吸行为监测方法中，利用微波雷达、热成像等技术成本较高，且环境温度对热成像结果也具有较大影响。由于奶牛呼吸行为微弱，基于视频的呼吸行为监测方法需要将摄像机靠近奶牛，奶牛动作干扰也会影响监测结果准确度。因此，该方法在实际应用过程中比较困难。

2.4 奶牛反刍行为监测

2.4.1 奶牛反刍行为监测意义

奶牛反刍行为包含诸多健康信息，正常奶牛每天的反刍次数和时间基本固定，如果奶牛的反刍次数减少或者停止，则表明奶牛可能患病，譬如当奶牛出现热应激、炎症反应时，奶牛的反刍次数会明显减少。因此，奶牛反刍行为的及时监测可以对奶牛的身体异常早发现、早处理，提高动物福利，减少牛场损失[8,69-71]。

2.4.2 接触式反刍行为监测方法

接触式反刍行为监测主要将传感器固定在奶牛嘴部附近，对奶牛采食或反刍时由咀嚼产生的包括声音、压力等规律性变化特征进行监测分析。

Braun等[26]将压力传感器集成于奶牛笼头，通过咀嚼时产生规律的压力变化分析计算奶牛反刍次数。结果表明，直接观察法和基于压力传感器两种方法，奶牛每天平均反刍总时间、平均反刍次数和每次反刍的平均咀嚼次数分别为389.3 min和388.3 min，410.1次和410.0次，60.0次和60.3次，可见基于压力传感器的方法与人工观察计数结果相近，结果可靠。Pahl等[27]利用压力传感器记录采食和咀嚼两种行为的时间数据，对采食量进行准确估计，发现每头奶牛每日平均摄入食物量为49.6±5.1 kg，平均咀嚼时间为262±48 min。Chelotti等[31]将麦克风和记录设备固定在牛的颈部，利用声音识别出下颌运动识别其反刍和采食行为，发现基于多层感知机的自下而上觅食活动识别器算法效果最好，对反刍和采食两种活动F_1分值均高于0.75，且计算速度快，为开发便携式设备提供可能。Shen等[17]将三轴加速度传感器固定在奶牛下颌中间部位，可准确捕捉其下颌运动，分别采用KNN、SVM和概率神经网络3种算法进行分类，结果表明，采用KNN时效果最好，对反刍行为识别的准确率可达93.7%，召回率达94.3%。Iqbal等[18]利用加速度传感器项圈（AfiCollar）监测和记录48头奶牛1年内的放牧和反刍行为时间，结果表明，AfiCollar和人工观测记录的结果在放牧时间（皮尔逊相关系数为0.91，一致性相关系数为0.71）和反刍时间（皮尔逊相关系数为0.89，一致性相关系数为0.80）都具有较强相关性，表明AfiCollar可以准确监测和记录奶牛放牧和反刍行为。

总结发现，目前反刍与采食行为监测方法大多基于加速度和压力传感器，虽然准确率较高，但也存在不能识别采食过程中咀嚼-咬食复合行为的不足[72]；且对奶牛进行反刍与采食监测时，传感器主要安装在嘴部附近，该方法往往会对奶牛采食造成影响，易引起奶牛的应激反应，导致奶牛反刍减少甚至停止。此外传感器易与草料、栏杆等发生刮蹭摩擦，易造成损坏。

2.4.3 非接触式反刍行为监测方法

非接触式反刍行为监测方法主要利用摄像头采集奶牛视频，并对奶牛嘴部区域进行捕捉跟

踪，识别其反刍行为。

Chen 等[38]利用均值漂移（Mean Shift）算法对奶牛嘴部区域进行跟踪，并提取嘴部区域的质心轨迹曲线，对奶牛反刍行为进行智能监测，该方法平均准确率为92.03%，且不受奶牛抬头、转头等行为的干扰。宋怀波等[73]提出了一种基于Horn-Schunck光流法的奶牛嘴部检测方法，提取包含2头奶牛反刍行为的视频帧的光流场，将各帧中光流值变化较大的区域分割并叠加以实现对反刍奶牛嘴部区域的检测，检测到2头奶牛嘴部区域的成功率为66.7%，检测到1头奶牛嘴部区域的成功率为83.3%。宋怀波等[40]采用核相关滤波算法对多目标奶牛嘴部区域进行跟踪，并利用跟踪框中心点绘制反刍行为曲线，由该曲线计算出奶牛反刍时的咀嚼次数，该算法对多目标跟踪速度达7.37 f/s，对双目标跟踪速度达10.11 f/s，对双目标监测时的咀嚼次数平均误检率为7.72%。Bezen等[74]设计了一个基于CNN模型和RGB-D摄像机的计算机视觉系统，采食量的平均绝对值误差为0.127 kg，均方误差为0.034 kg^2。该系统在非特定光照条件下仍有较好的效果，不需重新训练CNN模型即可在任意牛舍中实现，但对于不同类型的混合饲料，网络模型须重新训练；此外，该系统在同一时间只能对一头奶牛进行采食监测，且无法识别丢弃而非进食的饲料，易产生误差。

利用视频图像的反刍行为监测方法虽具备诸多优点，但也有如下问题需要解决：（1）现有监测方法大多局限于单目标，需要开发针对多目标反刍行为的同步监测算法；（2）反刍动作幅度较小，需要提高算法精度以对目标区域进行准确跟踪并有效分割。

2.5 奶牛跛行行为监测

2.5.1 奶牛跛行行为监测意义

奶牛跛行是指由于蹄肢病或其他因素导致奶牛产生的一种异常步态，由于疼痛等原因，奶牛不愿站立或行走，影响其正常生理活动，轻则影响产奶量和繁殖力，重则导致奶牛过早淘汰[9,75,76]。在现代奶牛养殖业中，跛行已成为仅次于奶牛乳腺炎的第二大疾病[77]，严重影响养殖场经济效益。因此，对于奶牛早中期跛行的监测并及时给予治疗极为重要。

2.5.2 接触式跛行监测方法

奶牛发生跛行时其躺卧时间会增加，活动量明显减少，并且步态特征会发生异常改变，现有接触式跛行监测方法的研究主要基于以上特征展开。

蒋晓新等[21]利用计步器对1280头奶牛进行为期1年的蹄病监测，发现蹄病对奶牛步履数影响较大，计步器可有效监测奶牛早期蹄病。Haladjian等[19]将可穿戴运动传感器固定在奶牛的左后腿上，记录下最初几分钟的行走数据，建立基准步态模型，将之后的行走步态与基准步态模型比较，以此将奶牛的步态分类为正常或异常，准确率达91.1%。Taneja等[23]利用远程计步器监测奶牛的活动，将加速度数据在雾节点处聚合以形成行为活动的时间序列，并在云端利用混合聚类和分类模型进一步分析，较人工目测观察可提前3天检测到奶牛跛行，总体准确率为87%。

接触式跛行监测设备主要安装在奶牛的脚踝位置，容易脱落，且易受粪便、垫料等污染，影响使用寿命及监测精度。在实际商业应用中，脚环计步器使用过程往往较为复杂，对于左右腿佩戴位置也有要求，并且需定期巡视佩戴状况并及时调整[78]。对于压力步道监测设备等需额外安装的大型装置，应尽量占用较小空间或与现有设备集成。

2.5.3 非接触式跛行监测方法

奶牛患有蹄肢病时，其病变部位会由于炎症反应导致血流速度加快，从而使局部温度升高，这为使用热成像技术检测蹄病成为可能[79,80]；此外，还可依靠机器视觉技术对奶牛的背部曲率、头颈部斜率、牛蹄跟随性等特征进行分析，进而判断跛行行为。

Zhao 和 He[35]针对奶牛行走视频，利用K-Means算法实现跛行程度的自动分类，跛行识别的准确率为91.15%，严重跛行行为的识别率为100%。温长吉等[39]对奶牛侧面行走视频进行时空兴趣点检测，对稠密轨迹图进行二次兴趣点检

测，将两者进行特征融合，并利用基于共轭梯度追踪算法的稀疏超完备词典学习方法对奶牛跛足行为进行语义特征描述，最后训练分类器实现跛足监测与识别，在线测试视频的奶牛跛行行为识别准确率为92.7%。宋怀波等[41]采集奶牛行走视频，将视频分解成图像序列，对目标奶牛区域进行分割，提取奶牛身体前部像素区域和身体上部轮廓线，对该轮廓线拟合提取斜率值，采用KNN分类算法检测跛行准确率达93.89%。康熙等[44]根据正常奶牛行走时后蹄着地点与同侧前蹄着地点距离相近这一现象，提出了一种时空插值算法准确定位牛蹄着地位置，之后对同侧牛蹄运动数据进行重组与匹配，检测牛蹄运动轨迹，实现对奶牛跛行进行自动监测。该方法对跛行检测准确率为93.3%，跛行程度分类准确率为77.8%。Jiang等[52]对奶牛侧面行走视频帧进行处理，首先提取奶牛背部位置坐标，同时将奶牛与图像背景分离并获得奶牛的像素区域，之后将二者结合提取奶牛的背部曲率数据，最后，采用噪声+双向长短期记忆模型预测曲率数据，匹配奶牛跛行的曲率特征，对奶牛跛行进行分类和检测，平均准确率为96.61%。

在实际应用中，基于热成像的跛行检测实施条件较为苛刻，测量时需保证奶牛蹄部清洁干燥，且该方法易受环境温度的影响；而基于机器视觉的监测方法，通常需要将摄像机安装于过道位置，对奶牛蹄肢的检测易受栏杆遮挡等因素的影响，且当奶牛发生先早期跛行时，由于其特征并不明显，识别难度较大。

3 奶牛运动行为监测产业发展现状

由于传感器技术的较早普及，国内外对接触式奶牛行为监测设备的研究起步较早，并取得了一系列成果。因此现有商业产品大多为接触监测设备，如以色列阿菲金（Afimilk）公司的脚环计步器AfiActll Tag、项圈计步器AfiCollar，安乐福公司的电子耳标，COWLAR公司的智能项圈等（图4）。

以色列的阿菲金公司是全球较为领先的牧场信息化管理方案供应商，公司旗下产品脚环计步



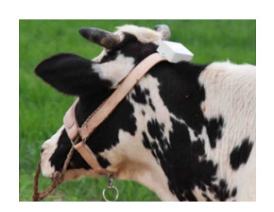
(a)脚环计步器AfiActll Tag（阿菲金公司）



(b)项圈计步器AfiCollar（阿菲金公司）



(c)电子耳标（安乐福公司）



(d)智能项圈（COWLAR公司）

图4 接触式奶牛信息监测装置

Fig. 4 Contact dairy cow information monitoring device

器AfiActll Tag内部包含3D加速螺旋传感器和计时器，可收集活动量、躺卧时间和起卧次数等数据，然后将收集到的数据按设定时间传送到终端设备，经软件处理可得出发情等事件，此外，计步器还可通过相关数据监控奶牛舒适度，进行产犊预警，牛号识别等[81]。

美国的COWLAR公司研发出一款智能项圈，该项圈可监测牛只的体温、活动量、反刍、步数等数据，经路由器中转，通过蜂窝连接传递至服务器，利用机器学习、大数据等技术分析采集到的数据，监测牛只健康状况，并自动将相关信息及建议发送至农户的智能手机上[82]。

对于散养牧场，为提高草场利用效率，常常会进行条区轮牧，因此放牧区域的划定至关重要。新西兰的Gallagher公司研发出一款eShepherd颈带，可通过全球定位系统实时定位牛只位置，农场主只需在终端设备绘出虚拟围栏，牛只在靠近区域边界时，颈带便会发出提示音或电刺激迫使其返回[83]。研究发现，牛只通过一段时间的刺激训练，便会习惯该虚拟围栏系统[84]。

表3列举了国外部分知名牧场自动化设备供应商及其产品，可以看出，欧美等畜牧业发达国家的牧场自动化设备产业体系较为成熟，相关企

业已将大数据、云计算、物联网、AI芯片、机器人等技术应用到“智慧牧场”的建设中，研发了包括智慧牧场管理系统、精准饲喂系统、畜牧健康监测系统、智慧挤奶系统、生鲜奶保存运输系统、养殖环控系统等在内的众多牧场解决方案，促进了精准畜牧业的发展。同时也发现近年来学界所研究的非接触式奶牛行为监测方法尚未在商业产品中大规模应用，因此存在着较大的发展空间。通过几十年的发展，中国畜牧业水平已有长足的进步，但较畜牧业发达国家尚有一定差距，国内牧场自动化设备供应商也相对较少，因此国内牧场监测管理设备大多依靠进口。

4 监测方法局限性与技术趋势

国内外研究者对奶牛运动行为智能监测的研究已经证明了利用传感器、视频图像等技术进行奶牛运动行为监测的有效性。然而现有技术大多停留在实验室阶段，成熟的商业产品较少，且各方法也有其局限性。

4.1 接触式监测方法的局限性

接触式监测设备是最先商业化应用的奶牛监测设备，随着实际推广逐渐发现一些问题。

（1）现有的接触式奶牛行为监测设备主要包括项圈、脚环和电子耳标等，该类设备主要依靠高精度传感器，成本较高且安装较为困难。以脚环计步器为例，其在安装时步骤较为繁琐，且对佩戴位置及松紧程度均有较高要求；奶牛佩戴后，需人工进行定期巡视，若计步器滑落到牛蹄小脚趾以下，需剪下重新佩戴[78]。对于大型牧

表3 部分国外牧场自动化设备供应商及产品

Table 3 Part of international livestock farm automation equipment suppliers and products

公司名称	国家	主营业务	部分产品	主要功能	网址
阿菲金（Afimilk）	以色列	智能穿戴，数字奶厅，智能分群，管理软件	项圈计步器AfiCollar	活动量统计，牛号识别，反刍时间，采食时间	http://www.afimilk.com.cn/
			脚环计步器AfiActll Tag	活动量统计，牛号识别，躺卧数据统计，舒适度监控，产犊预警	
安乐福（Allflex）	美国	动物识别，智能监控，奶厅整机，智能数据	eSense™Flex耳标 cSense™ Flex项圈	繁育监测，营养监测，健康监测，群组监控，牧场管理	https://www.allflex.global/cn/our-legacy/
利拉伐（DeLaval）	瑞典	挤奶解决方案，牧场管理系统，奶牛舒适产品，奶牛饲喂产品	自愿挤奶系统VMS™ V300	自动挤奶，收集挤奶信息	https://www.delaval.com/zh-cn/
			自动搅拌推料机器人OptiDuo™	饲料混合搅拌，移动推料	
莱力（Lely）	荷兰	挤奶方案，饲喂方案，牛舍管理，健康管理，大型牧场管理，数据管理分析	Lely Calm犊牛饲喂器	自动喂料，自动调节饲料配量，自动清洁，远程监控	https://www.lely.com/
			Lely Juno 自动推料机	预定轨迹移动，自动送料	
COWLAR	美国	可穿戴奶牛监测设备	智能项圈	健康监测，发情周期预测	https://www.cowlar.com/
Connecterra	荷兰	奶牛健康监测	Ida智能项圈	牛群概况，行为分析，健康统计，生育信息	https://www.connecterra.io/
博美特（BouMatic）	美国	精准健康管理，智能化挤奶方案，牛奶冷却系统，牧场卫生清洁系统等	GEMINI MILKING ROBOTS挤奶机器人	并排挤奶，自动挤奶	https://boumatic.com/eu_en/
			OPTIFLO™ CF电子奶泵速度控制器	牛奶冷却输送	
Farmnote	日本	可穿戴奶牛监测设备	Farmnote Color项圈	健康监测，异常预警，智能终端可视化管理	https://farmnote.jp/en/
加拉格尔（Gallagher）	新西兰	电子围栏，智能称重，牧场管理软件	eShepherd颈带	GPS定位，终端设定虚拟围栏，牛只越界自动警示	https://www.gallagher.com/
基伊埃（GEA）	德国	挤奶方案，牛奶冷却与存储，卫生清洁方案，饲喂系统，牛群管理系统	CowScout 项圈/脚环	精准定位，发情监测，活动量监测采食及反刍时间监测	https://www.gea.com/zh/dairy-farming/index.jsp

场，其安装与维护会对人力物力带来较大挑战。

（2）作为外来设备，接触式监测设备往往会对奶牛舒适度带来影响。例如，头胎牛处在生长期时，牛蹄会不断长粗，因此头胎牛停奶时，必须将计步器剪下，以免将牛蹄勒肿[78]。当计步器绑带与牛蹄缝隙间充满杂物时，也易对牛蹄造成磨损，导致奶牛跛行。因此，接触式监测设备在使用和维护的过程中，易引起奶牛的应激反应，轻则导致行为记录准确性下降，重则使奶牛发生疾病。

（3）奶牛养殖场中的污物相对较多，粪便和草料的堆积往往会对接触式设备造成影响，由于设备长期暴露在较为恶劣的环境下，奶牛日常活动对设备的划伤、水分渗入和天气变化等因素都会造成传感器损坏，影响其使用寿命。

（4）当前接触式设备往往功能单一，大多只能监测奶牛一种生理指标或运动行为，若对多种行为进行监测，需佩戴多种不同功能的传感器，不符合实际养殖情况。

4.2 非接触式监测方法的局限性

非接触式奶牛行为监测设备安装简单、不易引起奶牛应激行为，是未来奶牛行为监测的主要发展方向，引起越来越多研究者的关注，且随着大数据及硬件加速设备的发展，基于计算机视觉的奶牛行为识别方法也相继被提出。但由于发展时间较短，存在如下问题与挑战。

（1）相较于工业界的流水线作业，基于视觉的行为识别在农业、畜牧业中会遇到更多的挑战，复杂光照、天气变化等环境问题以及同类遮挡与干扰、自身运动等因素均会对识别结果产生影响。宋怀波等[43]利用视频对奶牛呼吸行为进行监测，发现奶牛在受到遮挡和自身剧烈运动等影响下，监测结果准确率有所降低。

（2）在数据获取与处理方面，基于传统图像的奶牛行为识别方法需要对特征进行人工提取，效率较低且识别准确率不高；基于深度学习技术的奶牛行为识别则需要大量数据，且数据集的质量会直接影响模型准确率，因此对高质量数据集的采集及准确标注需投入大量人力；对于基于计算机视觉的奶牛运动评分系统，标注受主观影响较大，也会导致自动评分结果的准确率降低[85]。

（3）目前基于计算机视觉的奶牛行为识别方法尚处于实验室阶段，部分算法仅对所研究的特定环境有效，不具有通用性，鲁棒性和精确度也有待提高。

4.3 技术趋势

奶牛运动行为的智能化监测是精准养殖的关键，不论是接触式监测方法还是非接触式监测方法，对提高奶牛福利、提升养殖效率、减少养殖场损失都具有重要意义。针对上述所提出的问题，未来研究方向应聚焦于以下方面。

（1）接触式监测设备小型化、集成化。针对接触式传感器设备，应向小型化、轻量化、功能集成化方向发展，同时由于现代化养殖场规模较大，还需考虑制造成本与使用寿命等问题。但作为接触式设备，奶牛对其的应激反应还需进一步研究。

（2）提高计算机视觉技术的鲁棒性。针对基于计算机视觉的奶牛行为识别，现有算法在实验室条件下运行效果尚可，但是对于实际养殖环境，其鲁棒性、精确性还需提高；对于一些特殊场景，还需将算法部署到边缘计算设备，算法轻量化是其研究的重点。

（3）利用有限设备进行多目标监测。目前利用视频图像的方法对奶牛采食、反刍、呼吸和跛足等行为的研究大多还停留在单目标监测，成本较高，如何利用有限的监控设备对更多奶牛进行监测，是未来需要考虑的问题之一。

（4）推动技术落地。商业化应用中，不仅需要实现对奶牛行为的准确监测，还需要对奶牛个体身份进行精准识别，对于行为异常的奶牛需要进行跟踪并产生警报信息。可见，奶牛行为识别只是实际应用的一环，只有将各项技术有机结合，形成闭环的管理系统，才能真正将奶牛行为智能监测技术市场化。同时，由于新兴产业的发展前期投入较大，因此在技术落地的同时还需控

制成本，避免为了“落地”而“落地”，需保证在满足商业功能的前提下实现效益最大化。

随着社会的发展，世界农业就业人口总体呈下降趋势，农业劳动力老龄化问题愈发突出，其中以中国最为明显。中国畜牧养殖业虽然已经初步形成规模化、集约化生产，但较畜牧业发达国家仍有很大差距。实现低成本、多功能、小型化动物信息采集及诊疗，研发替代人工作业的畜牧机器人，设计多生产环节、设备、系统间数据的实时采集、动态汇聚、全面共享、信息高度融合分析及决策、系统调控，仍然面临诸多问题。将物联网、大数据、人工智能以及智能装备与机器人等关键技术相结合，实现更透彻的信息感知、更深入的智能调控、更全面的互联互通是未来智慧畜牧业发展的核心，是促进中国由畜牧业大国向畜牧业强国转变的关键。

参考文献：

[1] 中国奶业协会. 中国奶业改革开放30年[J]. 中国奶牛, 2009(1): 5-10.

[2] 焦宏, 雷少斐. 2022年我国奶业成本与供需形势预测——保证生产者利益是中国奶业稳定的基石[EB/OL]. (2021-12-30) [2022-02-15]. http://www. farmer. com. cn/2021/12/30/99885647.html

[3] 刘亚清, 王加启. 2021中国奶业质量报告[M]. 北京: 中国农业科学技术出版社, 2021.

[4] 李彦军, 赵晓静, 翟文栋, 等. 看奶牛异常行为诊断牛病[J]. 中国奶牛, 2011(9): 38-40.
LI Y, ZHAO X, ZHAI W, et al. Diagnosis of bovine disease by observing the abnormal behavior of dairy cows[J]. China Dairy Cattle, 2011(9): 38-40.

[5] 王晓鹏, 斯琴巴特, 吐日跟白乙拉. 奶牛躺卧行为的研究进展[J]. 当代畜禽养殖业, 2017(5): 3-5.

[6] LUCY M C. Reproductive loss in high-producing dairy cattle: where will it end?[J]. Journal of Dairy Science, 2001, 84(6): 1277-1293.

[7] POLSKY L, KEYSERLINGK M V. Invited review: Effects of heat stress on dairy cattle welfare[J]. Journal of Dairy Science, 2017, 100(11): 8645-8657.

[8] 邵大富. 奶牛反刍行为变化规律及其影响因素的相关性研究[D]. 长春: 吉林大学, 2015.
SHAO D. Researches on variation of the rumination and its influencing factors in lactating cows[D]. Changchun: Jilin University, 2015.

[9] 李小杉, 杨丰利. 奶牛肢蹄病对繁殖性能的影响[J]. 中国畜牧兽医, 2014, 41(5): 248-251.
LI X, YANG F. Effect of lameness on reproductive performance in dairy cows[J]. China Animal Husbandry & Veterinary Medicine, 2014, 41(5): 248-251.

[10] 何东健, 刘冬, 赵凯旋. 精准畜牧业中动物信息智能感知与行为检测研究进展[J]. 农业机械学报, 2016, 47(5): 231-244.
HE D, LIU D, ZHAO K. Review of perceiving animal information and behavior in precision livestock farming[J]. Transactions of the CSAM, 2016, 47(5): 231-244.

[11] 滕光辉. 畜禽设施精细养殖中信息感知与环境调控综述[J]. 智慧农业(中英文), 2019, 1(3): 1-12.
TENG G. Information sensing and environment control of precision facility livestock and poultry farming[J]. Smart Agriculture, 2019, 1(3): 1-12.

[12] 尹令, 刘财兴, 洪添胜, 等. 基于无线传感器网络的奶牛行为特征监测系统设计[J]. 农业工程学报, 2010, 26(3): 203-208, 388.
YIN L, LIU C, HONG T, et al. Design of system for monitoring dairy cattle's behavioral features based on wireless sensor networks[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(3): 203-208, 388.

[13] WANG J, HE Z, ZHENG G, et al. Development and validation of an ensemble classifier for real-time recognition of cow behavior patterns from accelerometer data and location data[J]. PLoS ONE, 2018, 13(9): ID e0203546.

[14] HOANG Q T, PHUNG C P K, BUI T N, et al. Cow behavior monitoring using a multidimensional acceleration sensor and multiclass SVM[J]. International Journal of Machine Learning and Networked Collaborative Engineering, 2018, 2(3): 110-118.

[15] BALASSO P, MARCHESINI G, UGHELINI N, et al. Machine learning to detect posture and behavior in dairy cows: Information from an accelerometer on the animal's left flank[J]. Animals, 2021, 11(10): ID 2972.

[16] WANG J, ZHANG Y, WANG J, et al. Using machine-learning technique for estrus onset detection in dairy cows from acceleration and location data acquired by a neck-tag[J]. Biosystems Engineering, 2022, 214: 193-206.

[17] SHEN W, CHENG F, ZHANG Y, et al. Automatic recognition of ingestive-related behaviors of dairy cows based on triaxial acceleration[J]. Information Processing in Agriculture, 2019, 7(3): 427-443.

[18] IQBAL M W, DRAGANOVA I, MOREL P C, et al. Validation of an accelerometer sensor-based collar for monitoring grazing and rumination behaviours in grazing dairy cows[J]. Animals, 2021, 11(9): ID 2724.

[19] HALADJIAN J, HODAIE Z, NÜSKE S, et al. Gait anomaly detection in dairy cattle[C]// ACI 2017: Proceedings of the Fourth International Conference on Animal-Computer Interaction. New York, USA: Associa-

tion for Computing Machinery, 2017: 1-8.
[20] 蒋晓新, 邓双义, 刘炜, 等. 运用计步器对北方地区荷斯坦奶牛妊娠后期活动量进行控制的研究[J]. 黑龙江畜牧兽医, 2014(17): 102-104.
JIANG X, DENG S, LIU W, et al. Study on controlling the activity of Holstein cows in the late pregnancy in northern China by pedometer[J]. Heilongjiang Animal Science and Veterinary Medicine, 2014(17): 102-104.
[21] 蒋晓新, 魏星远, 邓双义, 等. 计步器监测荷斯坦奶牛蹄病的效果[J]. 江苏农业科学, 2014, 42(2): 178-180.
JIANG X, WEI X, DENG S, et al. Effect of pedometer monitoring hoof disease in Holstein cows[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2014, 42(2): 178-180.
[22] 谭益, 何东健, 郭阳阳, 等. 基于Storm的奶牛发情实时监测系统设计与实现[J]. 中国农业科技导报, 2018, 20(12): 83-90.
TAN Y, HE D, GUO Y, et al. Design and implementation of real-time monitoring system for cow estrus based on storm[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2018, 20(12): 83-90.
[23] TANEJA M, BYABAZAIRE J, JALODIA N, et al. Machine learning based fog computing assisted data-driven approach for early lameness detection in dairy cattle[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 171: ID 105286.
[24] EIGENBERG R, HAHN G, NIENABER J, et al. Development of a new respiration rate monitor for cattle[J]. Transactions of the ASAE, 2000, 43(3): 723-728.
[25] STRUTZKE S, FISKE D, HOFFMANN G, et al. Development of a noninvasive respiration rate sensor for cattle[J]. Journal of Dairy Science, 2018, 102(1): 690-695.
[26] BRAUN U, TRÖSCH L, NYDEGGER F, et al. Evaluation of eating and rumination behaviour in cows using a noseband pressure sensor[J]. BMC Veterinary Research, 2013, 9(1): 1-8.
[27] PAHL C, HARTUNG E, GROTHMANN A, et al. Suitability of feeding and chewing time for estimation of feed intake in dairy cows[J]. Animal, 2016, 10(9): 1507-1512.
[28] 杨丽娟, 张永, 刘德环, 等. 基于压力分布测量系统的奶牛跛行早期识别[J]. 农业机械学报, 2016, 47(S1): 426-432.
YANG L, ZHANG Y, LIU D, et al. Early recognition for dairy cow lameness based on pressure distribution measurement system[J]. Transactions of the CSAM, 2016, 47(S1): 426-432.
[29] 刘忠超, 何东健. 奶牛阴道植入式电阻传感器与无线监测系统研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(11): 175-185.
LIU Z, HE D. Research of implantable sensor and wireless monitoring system for cow's vaginal resistance[J]. Transactions of the CSAM, 2019, 50(11): 175-185.
[30] 田富洋, 王冉冉, 刘莫尘, 等. 基于神经网络的奶牛发情行为辨识与预测研究[J]. 农业机械学报, 2013, 44(S1): 277-281.
TIAN F, WANG R, LIU M, et al. Oestrus detection and prediction in dairy cows based on neural networks[J]. Transactions of the CSAM, 2013, 44(S1): 277-281.
[31] CHELOTTI J O, VANRELL S R, RAU L, et al. An online method for estimating grazing and rumination bouts using acoustic signals in grazing cattle[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 173: ID 105443.
[32] MILAN H, MAIA A, GEBREMEDHIN K G. Technical note: Device for measuring respiration rate of cattle under field conditions[J]. Journal of Animal Science, 2016, 94(12): 5434-5438.
[33] 赵凯旋, 何东健, 王恩泽. 基于视频分析的奶牛呼吸频率与异常检测[J]. 农业机械学报, 2014, 45(10): 258-263.
ZHAO K, HE D, WANG E. Detection of breathing rate and abnormity of dairy cattle based on video analysis[J]. Transactions of the CSAM, 2014, 45(10): 258-263.
[34] TSAI D M, HUANG C Y. A motion and image analysis method for automatic detection of estrus and mating behavior in cattle[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 104: 25-31.
[35] ZHAO K, HE D. Real-time automatic classification of lameness in dairy cattle based on movement analysis with image processing technique[C]// 2014 ASABE and CSBE/SCGAB Annual International Meeting. Montreal, Quebec Canada: ASABE, 2014.
[36] 何东健, 孟凡昌, 赵凯旋, 等. 基于视频分析的犊牛基本行为识别[J]. 农业机械学报, 2016, 47(9): 294-300.
HE D, MENG F, ZHAO K, et al. Recognition of calf basic behaviors based on video analysis[J]. Transactions of the CSAM, 2016, 47(9): 294-300.
[37] 顾静秋, 王志海, 高荣华, 等. 基于融合图像与运动量的奶牛行为识别方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(6): 145-151.
GU J, WANG Z, GAO R, et al. Recognition method of cow behavior based on combination of image and activities[J]. Transactions of the CSAM, 2017, 48(6): 145-151.
[38] CHEN Y, HE D, FU Y, et al. Intelligent monitoring method of cow ruminant behavior based on video analysis technology[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2017, 10(5): 194-202.
[39] 温长吉, 张金凤, 李卓识, 等. 改进稀疏超完备词典方法识别奶牛跛足行为[J]. 农业工程学报, 2018, 34(18): 219-227.
WEN C, ZHANG J, LI Z, et al. Behavior recognition of lameness in dairy cattle by improved sparse overcomplete dictionary method[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(18): 219-227.
[40] 宋怀波, 牛满堂, 姬存慧, 等. 基于视频分析的多目标

奶牛反刍行为监测[J]. 农业工程学报, 2018, 34(18): 211-218.
SONG H, NIU M, JI C, et al. Monitoring of multi-target cow ruminant behavior based on video analysis technology[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34 (18): 211-218.
[41] 宋怀波, 姜波, 吴倩, 等. 基于头颈部轮廓拟合直线斜率特征的奶牛跛行检测方法[J]. 农业工程学报, 2018, 34(15): 190-199.
SONG H, JIANG B, WU Q, et al. Detection of dairy cow lameness based on fitting line slope feature of head and neck outline[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(15): 190-199.
[42] GUO Y, ZHANG Z, HE D, et al. Detection of cow mounting behavior using region geometry and optical flow characteristics[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 163: ID 104828.
[43] 宋怀波, 吴頔华, 阴旭强, 等. 基于Lucas-Kanade稀疏光流算法的奶牛呼吸行为检测[J]. 农业工程学报, 2019, 35(17): 215-224.
SONG H, WU D, YIN X, et al. Respiratory behavior detection of cow based on Lucas-Kanade sparse optical flow algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35 (17): 215-224.
[44] 康熙, 张旭东, 刘刚, 等. 基于机器视觉的跛行奶牛牛蹄定位方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(S1): 276-282.
KANG X, ZHANG X, LIU G, et al. Hoof location method of lame dairy cows based on machine vision[J]. Transactions of the CSAM, 2019, 50(S1): 276-282.
[45] 谢忠红, 刘悦怡, 宋子阳, 等. 基于时序运动特征的奶牛爬跨行为识别研究[J]. 南京农业大学学报, 2021, 44(01): 194-200.
XIE Z, LIU Y, SONG Z, et al. Research on recognition of crawling behavior of cows based on temporal motion features[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2021, 44(01): 194-200.
[46] 刘忠超, 何东健. 基于卷积神经网络的奶牛发情行为识别方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(7): 186-193.
LIU Z, HE D. Recognition method of cow estrus behavior based on convolutional neural network[J]. Transactions of the CSAM, 2019, 50(7): 186-193.
[47] WU D, YIN X, JIANG B, et al. Detection of the respiratory rate of standing cows by combining the Deeplab V3+ semantic segmentation model with the phase-based video magnification algorithm[J]. Biosystems Engineering, 2020, 192: 72-89.
[48] WU D, WANG Y, HAN M, et al. Using a CNN-LSTM for basic behaviors detection of a single dairy cow in a complex environment[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 182: ID 106016.
[49] 王少华, 何东健. 基于改进YOLOv3模型的奶牛发情行为识别研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(7): 141-150.
WANG S, HE D. Estrus behavior recognition of dairy cows based on improved YOLOv3 model[J]. Transactions of the CSAM, 2021, 52(7): 141-150.
[50] MA S, ZHANG Q, LI T, et al. Basic motion behavior recognition of single dairy cow based on improved Rexnet 3D network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 194: ID 106772.
[51] QIAO Y, GUO Y, YU K, et al. C3D-ConvLSTM based cow behaviour classification using video data for precision livestock farming[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193: ID 106650.
[52] JIANG B, SONG H, WANG H, et al. Dairy cow lameness detection using a back curvature feature[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 194: ID 106729.
[53] PASTELL M, KAIHILAHTI J, AISLA A M, et al. A system for contact-free measurement of respiration rate of dairy cows[C]// 3rd European conference on Precision Livestock Farming (ECPLF). Wageningen, The Netherlands: Wageningen Academic Publishers, 2007: 105-109.
[54] CHUNG Y, LEE J, OH S, et al. Automatic detection of cow's oestrus in audio surveillance system[J]. Asian-Australasian Journal of Animal Sciences, 2013, 26(7): 1030-1037.
[55] JORQUERA-CHAVEZ M, FUENTES S, DUNSHEA F R, et al. Modelling and validation of computer vision techniques to assess heart rate, eye temperature, ear-base temperature and respiration rate in cattle[J]. Animals, 2019, 9(12): ID 1089.
[56] 曹斌斌, 郭栋, 刘李萍, 等. 奶牛躺卧行为简要分析[J]. 中国奶牛, 2020(9): 10-12.
CAO B, GUO D, LIU L, et al. Brief analysis of lying down behavior of dairy cows[J]. China Dairy Cattle, 2020(9): 10-12.
[57] 阴旭强. 基于深度学习的奶牛基本运动行为识别方法研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2021.
YIN X. Basic motion behavior recognition of dairy cows based on deep learning[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2021.
[58] 潘予琮, 王慧, 熊本海, 等. 发情监测系统在奶牛养殖数字化管理中的应用[J]. 动物营养学报, 2020, 32(6): 2500-2506.
PAN Y, WANG H, XIONG B, et al. Application of estrus monitoring system in digital management of dairy cows[J]. Chinese Journal of Animal Nutrition, 2020, 32 (6): 2500-2506.
[59] 刘忠超, 翟天嵩, 何东健. 精准养殖中奶牛个体信息监测研究现状及进展[J]. 黑龙江畜牧兽医, 2019(13): 30-33, 38.
LIU Z, ZHAI T, HE D. Research status and progress of individual information monitoring of dairy cows in precision breeding[J]. Heilongjiang Animal Science and Veterinary Medicine. 2019(13): 30-33, 38.

[60] 沈明霞, 刘龙申, 闫丽, 等. 畜禽养殖个体信息监测技术研究进展[J]. 农业机械学报, 2014, 45(10): 245-251.
SHEN M, LIU L, YAN L, et al. Review of monitoring technology for animal individual in animal husbandry[J]. Transactions of the CSAM, 2014, 45(10): 245-251.
[61] 王少华. 基于视频分析和深度学习的奶牛爬跨行为检测方法研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2021.
WANG S. Detection methods of cow mounting behavior based on video analysis and deep learning[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2021.
[62] GODYŃ D, HERBUT P, ANGRECKA S. Measurements of peripheral and deep body temperature in cattle—A review[J]. Journal of Thermal Biology, 2019, 79: 42-49.
[63] YEON S C, JEON J H, HOUPT K A, et al. Acoustic features of vocalizations of Korean native cows (*Bos taurus coreanea*) in two different conditions[J]. Applied Animal Behaviour Science, 2006, 101(1-2): 1-9.
[64] MWAANGA E S, JANOWSKI T. Anoestrus in dairy cows: Causes, prevalence and clinical forms[J]. Reproduction in Domestic Animals, 2000, 35(5): 193-200.
[65] 崔永国. 奶牛正常生理指标与检查方法[J]. 养殖技术顾问, 2013(5): 18.
[66] RAMENDRA D, LALRENGPUII S, NISHANT V, et al. Impact of heat stress on health and performance of dairy animals: A review[J]. Veterinary World, 2016, 9(3): 260-268.
[67] DE RENSIS F, GARCIA-ISPIERTO I, LÓPEZ-GATIUS F. Seasonal heat stress: Clinical implications and hormone treatments for the fertility of dairy cows[J]. Theriogenology, 2015, 84(5): 659-666.
[68] 吴頔华. 基于视频分析的奶牛呼吸行为检测方法研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2021.
WU D. Detection of dairy cow's respiratory behavior based on video analysis[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2021.
[69] 何孟宁. 奶牛数字化管理的关键技术研究[D]. 济南: 山东大学, 2015.
HE M. The key technology of digital cow management[D]. Jinan: Shandong University, 2015.
[70] BERTONI G, TREVISI E, HAN X, et al. Effects of inflammatory conditions on liver activity in puerperium period and consequences for performance in dairy cows[J]. Journal of Dairy Science, 2008, 91(9): 3300-3310.
[71] 鄢新义, 董刚辉, 徐伟, 等. 北京地区奶牛反刍与活动量影响因素分析[J]. 畜牧兽医学报, 2016, 47(5): 955-961.
YAN X, DONG G, XU W, et al. Analysis of influence factors on cow's rumination and activity in Beijing[J]. Acta Veterinaria et Zootechnica Sinica, 2016, 47(5): 955-961.
[72] 王奎, 武佩, 宣传忠, 等. 放牧家畜牧食信息监测的研究进展[J]. 南京农业大学学报, 2020, 43(3): 403-413.
WANG K, WU P, XUAN C, et al. Progress in monitoring the grazing information of livestock[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2020, 43(3): 403-413.
[73] 宋怀波, 李通, 姜波, 等. 基于Horn-Schunck光流法的多目标反刍奶牛嘴部自动监测[J]. 农业工程学报, 2018, 34(10): 163-171.
SONG H, LI T, JIANG B, et al. Automatic detection of multi-target ruminate cow mouths based on Horn-Schunck optical flow algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(10): 163-171.
[74] BEZEN R, EDAN Y, HALACHMI I. Computer vision system for measuring individual cow feed intake using RGB-D camera and deep learning algorithms[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 172: ID 105345.
[75] HUXLEY J N. Impact of lameness and claw lesions in cows on health and production[J]. Livestock Science, 2013, 156(1-3): 64-70.
[76] 韩书庆, 张晶, 程国栋, 等. 奶牛跛行自动识别技术研究现状与挑战[J]. 智慧农业(中英文), 2020, 2(3): 21-36.
HAN S, ZHANG J, CHENG G, et al. Current state and challenges of automatic lameness detection in dairy cattle[J]. Smart Agriculture, 2020, 2(3): 21-36.
[77] 严作廷, 王东升, 张世栋, 等. 奶牛肢蹄病综合防治技术[J]. 兽医导刊, 2013(1): 35-37.
YAN Z, WANG D, ZHANG S, et al. Integrated prevention and treatment technology of cow limb and foot disease[J]. Veterinary Orientation, 2013(1): 35-37.
[78] 阿菲金市场部. 智能脚环丨一篇文章带您读懂计步器的佩戴和维护[EB/OL]. (2022-03-31) [2022-04-15]. https://mp. weixin. qq. com/s/XTYfJedt1cJn3DUztIFXZA
[79] ALSAAOD M, SCHAEFER A L, BÜSCHER W, et al. The role of infrared thermography as a non-invasive tool for the detection of lameness in cattle[J]. Sensors, 2015, 15(6): 14513-14525.
[80] WOOD S, LIN Y, KNOWLES T, et al. Infrared thermometry for lesion monitoring in cattle lameness[J]. Veterinary Record, 2015, 176(12): ID 308.
[81] 阿菲金市场部. 智能穿戴丨阿菲金智能脚环计步器[EB/OL]. (2022-04-07) [2022.05.20]. https://mp.weixin.qq.com/s/fziyakK-LKBXSqaQKQquew
[82] 何鹏. 农业黑科技, 让你更懂牲畜的心情[EB/OL]. (2018-06-04) [2022-05-20]. https://mp.weixin.qq.com/s/u7d_GSU0602AQtWYPK04cA
[83] 王雪涵, 陆少游. 放牛娃时代已然过去,让AI帮你养奶牛|智周报告核心版[EB/OL]. (2019-11-18) [2022.05.20]. https://mp.weixin.qq.com/s/5s4QG4GT1hbdKQs7jE12PA
[84] AQUILANI C, CONFESSORE A, BOZZI R, et al. Review: Precision livestock farming technologies in pas-

ture-based livestock systems[J]. Animal, 2022, 16(1): ID 100429.
[85] HERTEM TVAN, VIAZZI S, STEENSELS M, et al. Automatic lameness detection based on consecutive 3D-video recordings[J]. Biosystems Engineering, 2014, 119: 108-116.

Research Progress and Technology Trend of Intelligent Morning of Dairy Cow Motion Behavior

WANG Zheng[1,2,3], SONG Huaibo[1,2,3*] WANG Yunfei[1,2,3], HUA Zhixin[1,2,3], LI Rong[1,2,3], XU Xingshi[1,2,3],

(1. *College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling* 712100*, China*;
2. *Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling* 712100*, China*;
3. *Shaanxi Key Laboratory of Agricultural Information Perception and Intelligent Service, Yangling* 712100*, China*)

Abstract: The motion behavior of dairy cows contains much of health information. The application of information and intelligent technology will help farms grasp the health status of dairy cows in time and improve breeding efficiency. In this paper, the development trend of intelligent morning technology of cow's motion behavior was mainly analyzed. Firstly, on the basis of expounding the significance of monitoring the basic motion (lying, walking, standing), oestrus, breathing, rumination and limping of dairy cows, the necessity of behavior monitoring of dairy cows was introduced. Secondly, the current research status was summarized from contact monitoring methods and non-contact monitoring methods in chronological order. The principle and achievements of related research were introduced in detail and classified. It is found that the current contact monitoring methods mainly rely on acceleration sensors, pedometers and pressure sensors, while the non-contact monitoring methods mainly rely on video images, including traditional video image analysis and video image analysis based on deep learning. Then, the development status of cow behavior monitoring industry was analyzed, and the main businesses and mainstream products of representative livestock farm automation equipment suppliers were listed. Industry giants, such as Afimilk and DeLaval, as well as their products such as intelligent collar (AfiCollar), pedometer (AfiActll Tag) and automatic milking equipment (VMS™ V300) were introduced. After that, the problems and challenges of current contact and non-contact monitoring methods of dairy cow motion behavior were put forward. The current intelligent monitoring methods of dairy cows' motion behavior are mainly wearable devices, but they have some disadvantages, such as bring stress to dairy cows and are difficult to install and maintain. Although the non-contact monitoring methods based on video image analysis technology does not bring stress to dairy cows and is low cost, the relevant research is still in its infancy , and there is still a certain distance from commercial use. Finally, the future development directions of relevant key technologies were prospected, including miniaturization and integration of wearable monitoring equipment, improving the robustness of computer vision technology, multi-target monitoring with limited equipment and promoting technology industrialization.

Key words: dairy cows; motion behavior; health condition; intelligent monitoring; smart animal husbandry